

تخمین پارامترهای گسل مسبب زلزله با استفاده از میدان جابجایی هم‌لرزه آن و الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: زلزله ۶ آذر ۱۳۸۴ جزیره قشم)

امیر یزدیان*^۱، بهزاد وثوقی^۲، سعید حاجی آقاجانی^۱

^۱ کارشناس ارشد ژئودزی- دانشکده مهندسی نقشه برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

amiryazdian24@yahoo.com
s_h_aghajany@mail.kntu.ac.ir

^۲ دانشیار گروه ژئودزی- دانشکده مهندسی نقشه برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

vosoghi@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۳، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۳)

چکیده

کشور ما در یک پهنه لرزه‌خیز واقع شده است و دارای گسل‌های فعال می‌باشد که میلیون‌ها انسان تحت تهدید یک زلزله احتمالی در این مناطق از کشورمان زندگی می‌کنند. مطالعه گسل‌های فعال امری حیاتی محسوب می‌شود. هدف این مقاله بدست آوردن اطلاعات مربوط به پارامترهای گسل با استفاده از مجموعه مشاهدات تغییرشکل که مسئله معکوس ژئوفیزیک نامیده می‌شود. در اغلب مسایل معکوس، ماتریس مشاهدات مسأله به علت وابسته بودن مشاهدات و عدم دسترسی به اطلاعات کافی دارای کمبود مرتبه است و در نتیجه سینگولار بوده و معکوس پذیر نیست. بنابراین از آنجایی که مسئله معکوس به طور مستقیم قابل حل نیست، از روش‌های بهینه‌سازی برای حل آن‌ها استفاده می‌شود. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی ژئوفیزیکی غیرخطی هستند و دارای تابع هدف بی‌قاعده هستند. در برخورد با این مسائل به راحتی با استفاده از روش‌های کلاسیک نمی‌توان به نتیجه مطلوب رسید و روش‌های غیرکلاسیک یا تکاملی مطرح می‌شوند. در این تحقیق به منظور تخمین پارامترهای گسل مسبب زلزله از میدان جابجایی هم‌لرزه بدست آمده از مشاهدات تداخل سنجی راداری در زلزله ۶ آذر ۱۳۸۴ جزیره قشم و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. نتایج بیانگر آن است که مشاهدات تداخل‌سنجی راداری با یک گسل معکوس به عمق ۶٫۱ کیلومتر و طول ۷ کیلومتر و عرض ۵ کیلومتر، با شیب ۴۲ و آزیموت ۲۵۱ منطبق است. این گسل دارای لغزش ۸۸ سانتی متر بوده است. بزرگترین مؤلفه در سطح زمین مؤلفه ارتفاعی می‌باشد که دارای مقادیر ۶ سانتی متر بالا آمدگی و فرونشست می‌باشد. همچنین ماکزیمم جابجایی سطحی زمین ناشی از این گسلش در راستای غربی- شرقی ۴ سانتی متر می‌باشد.

واژگان کلیدی: مسئله معکوس، بهینه‌سازی تکاملی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، پارامترهای گسل، تداخل‌سنجی راداری

۱- مقدمه

کشور ما در یک پهنه لرزه خیز واقع شده است و دارای گسل‌های فعال می‌باشد که میلیون‌ها انسان، تحت تهدید یک زلزله احتمالی در این مناطق از کشورمان زندگی می‌کنند از این رو مطالعه رفتارهای لرزه‌ای امری حیاتی می‌باشد. بخش مهمی از تجزیه و تحلیل زمین‌لرزه‌ها به درک فرآیند گسلش مربوط می‌شود. معکوس‌سازی جابجایی‌های سطحی ناشی از زمین‌لرزه نسبت به هندسه گسل از جمله روش‌هایی است که به ما اطلاعاتی درباره این فرآیندها می‌دهد.

مدل ارائه شده توسط اکادا در سال 1985 که ارتباط بین جابجایی‌های سطحی و پارامترهای گسل را برای نیم-فضای الاستیک هموزن بیان می‌کند [۱]، معمولاً به عنوان مدل مستقیم در فرآیند معکوس‌سازی مورد استفاده واقع می‌شود که یک مدل تحلیلی غیرخطی برای محاسبه جابجایی‌های سطحی ناشی از یک گسل با پارامترهای هندسی و فیزیکی مشخص ارائه می‌دهد.

میدان جابجایی حاصل از گسلش نقش مهمی در تعیین سازوکار گسلش و درک مکانیسم حرکت گسل‌ها دارد. بنابراین می‌توان از میدان جابجایی پس از گسلش که می‌تواند به روش‌های مختلفی از جمله تکنیک تداخل‌سنجی راداری^۱ و سیستم تعیین موقعیت ماهواره‌ای به دست آید، به عنوان ابزار مهمی در بازیابی پارامترهای گسل استفاده نمود. لازمه بازیابی این پارامترها از میدان جابجایی حل مسئله معکوس است. برای حل مسئله معکوس روش‌های مختلفی وجود دارد که در دو دسته مهم کلاسیک و تکاملی قابل طبقه‌بندی هستند. روش‌های کلاسیک از روابط ریاضی و مشتقات اول و دوم آن به حل مسئله می‌پردازند. این روش‌ها در حل مسایل خطی قدرتمند عمل می‌کند ولی در حل مسایل غیرخطی به مقادیر اولیه پارامترها نیاز دارند و در صورتیکه این مقادیر به درستی تعیین نشوند مسئله به جواب بهینه محلی همگرا می‌شود و از جواب کلی دور می‌شود اما در روش‌های تکاملی از قوانین احتمالی و طبیعی برای دست یابی به پارامترها استفاده می‌کنند. این روش‌ها بدون استفاده از مدل مستقیم و اطلاعات آن به حل مسئله می‌پردازند. روش‌های تکاملی نیاز به مقادیر اولیه ندارند و در کل بازه جواب به جستجو

می‌پردازند و درصد یافتن جواب بهینه کلی هستند. این الگوریتم‌ها نیازی به مشتق‌گیری از تابع هدف ندارند.

واجیدیان در سال ۱۳۸۶ با استفاده از الگوریتم ژنتیک پارامترهای گسل را برای یک منبع مستطیل شکل محدود با فرض لغزش یکنواخت بازیابی نمود [۲]. طباطبائی در سال ۱۳۹۰ با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی و در بعد ارتفاعی برای یک منبع مستطیل شکل محدود با فرض لغزش یکنواخت بازیابی نمود [۳]. آمیغ پی در سال ۱۳۹۱ با استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم شبه-گذاختگی پارامترهای گسل را برای یک منبع مستطیل شکل محدود با فرض لغزش یکنواخت بازیابی نمود [۴].

هدف این مقاله بدست آوردن پارامترهای گسل نظیر طول، عرض، زاویه شیب، زاویه آزمون و عمق بالا بر مبنای الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و با استفاده از میدان جابجایی هم‌لرزه یک گسل می‌باشد.

۲- مسأله مستقیم

فرآیند پیش بینی جابجایی‌های ناشی از یک زمین‌لرزه با گسل معلوم و مدل مشخص تحت عنوان مسأله مستقیم^۲ ژئوفیزیک شناخته می‌شود [۵].

مدل اکادا ابزاری توانمند برای مدل‌سازی میدان‌های تغییر شکل ناشی از گسل برشی در یک نیم فضا معرفی می‌کند و توسط متخصصان ژئوفیزیک برای مدل‌سازی گسل پذیرفته شده است.

می‌توان نشان داد که میدان جابجایی $u_i(x_1, x_2, x_3)$ ناشی از نابرجایی $(\zeta_1, \zeta_2, -\zeta_3)$ به مساحت Σ ، در یک محیط ایزوتروپیک از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$u_i = \frac{1}{F} \int_{\Sigma} \Delta u_i \left[\lambda \delta_{ik} \frac{\partial u_i}{\partial \zeta_n} + \mu \left(\frac{\partial u_i^j}{\partial \zeta_k} + \frac{\partial u_i^k}{\partial \zeta_j} \right) \right] v_k d\Sigma \quad (1)$$

در این رابطه δ_{ij} دلتای کرونیکر، λ و μ ضرایب لامه و v_k کسینوس هادی نرمال بر سطح المان $d\Sigma$ بوده و قرارداد جمع اعمال شده است. u_i^j ، مولفه i ام جابجایی در نقطه (x_1, x_2, x_3) ناشی از جهت j امین نیروی نقطه‌ای به بزرگی F در نقطه $(\zeta_1, \zeta_2, \zeta_3)$ روی سطح اعمال می‌شود [۱].

^۲ Forward problem

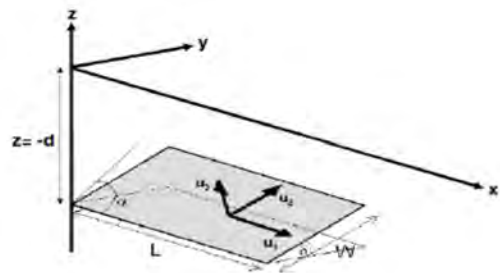
^۱ Insar

هدف مسأله معکوس، یافتن بهترین مقادیر m است به گونه‌ای که $d = G(m)$ باشد که m پارامترهای مدل هستند. G ماتریس مشاهدات یا کرنل نامیده می‌شود که ممکن است خطی یا غیرخطی باشد و ارتباط بین پارامترهای مدل و مشاهدات d را بیان می‌کند.

در اغلب مسایل معکوس، ماتریس مشاهدات مسأله به علت وابسته بودن مشاهدات و عدم دسترسی به اطلاعات کافی دارای کمبود مرتبه^۹ است و در نتیجه سینگولار بوده و معکوس پذیر نیست. افزایش تعداد مشاهدات نیز وجود جواب یکتا را تضمین نمی‌کند. بنابراین از آنجایی که مسئله معکوس به طور مستقیم قابل حل نیست، از روش‌های بهینه‌سازی برای حل آنها استفاده می‌شود. معمولاً -ترین تابع هدف مورد استفاده در روش‌های بهینه‌سازی، نرم بردار L_2 اختلاف داده‌های مشاهداتی و داده‌های محاسبه شده توسط مدل است که باید مینیمم گردد چرا که در فضای نرم‌دار با بعد متناهی و هیلبرت L_2 جواب یکتا وجود دارد. در واقع روش‌های بهینه‌سازی به دنبال پارامترهایی از گسل هستند که با استفاده از این پارامترها اختلاف بین جابه‌جایی‌های سطحی مشاهده شده و جابه‌جایی‌های سطحی به دست آمده از مدل کمینه گردد. بهینه‌سازی ابزاری قدرتمند در علل تصمیم‌گیری و آنالیز سیستم‌های فیزیکی است. روش‌های بهینه‌سازی را می‌توان به دو دسته روش‌های کلاسیک و روش‌های تکاملی تقسیم‌بندی نمود.

روش‌های کلاسیک از یک نقطه اولیه شروع شده و درصد یافتن امتدادی برای رسیدن به جواب بهینه محلی هستند. این روش‌ها در انتخاب امتداد حرکت و مقدار حرکت باهم متفاوتند روش‌ها و اصلاحات جدید هم به افزایش سرعت همگرایی کمک می‌کنند و به توانایی سیستم برای پیدا کردن جواب کلی به جای جواب محلی نمی‌افزایند. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی ژئوفیزیکی غیرخطی هستند و دارای تابع هدف بی‌قاعده هستند [۷]. بنابراین برای مسائلی که دارای نقاط بهینه محلی زیادی هستند یا توابع هدف پیچیده‌ای دارند یا دارای مدل مشخص ریاضی نیستند با مشکل مواجه خواهیم شد. در برخورد با این مسائل به راحتی با استفاده از روش‌های کلاسیک نمی‌توان به نتیجه مطلوب رسید و روش‌های

در سیستم مختصات کارتزین محیط الاستیک در منطقه $z \leq 0$ قرار گرفته و محور x موازی با امتداد گسل می‌باشد. همچنین در این شکل نبرجایی‌های U_1 ، U_2 و U_3 که متناظر با مولفه‌های امتداد لغز، شیب‌لغز و کششی یک نبرجایی اختیاری هستند نشان داده شده است. هر بردار نبرجایی حرکت فرادیواره را نسبت به فرودیواره نشان می‌دهد. در این شکل مولفه شیب‌لغز نبرجایی یعنی U_2 نشان دهنده حرکت معکوس است که اگر $\sin 2\delta < 0$ باشد نشانگر حرکت نرمال خواهد بود. هرگاه مؤلفه کششی صفر باشد یعنی $U_3 = 0$ ، بردار لغزش در صفحه گسل واقع می‌شود.



شکل ۱- هندسه گسل [۳]

زاویه δ ، زاویه شیب^۱ گسل نامیده می‌شود که زاویه بین صفحه گسل و سطح است. زاویه α یا شیب^۲، زاویه ساعتگرد بین امتداد شمال و راستای گسل است و بالاخره زاویه^۳ r ، توسط زمین‌شناسان به گونه‌ای تعریف می‌شود که $\tan r = \frac{U_2}{U_1}$. با توجه به نوع گسل برای گسل نرمال^۴ $U_2 < 0, r < 0$ ، برای گسل معکوس^۵ $U_2 > 0, r > 0$ ، برای گسل امتدادلغز چپ‌گرد^۶ $U_1 > 0, |r| \leq 90^\circ$ و برای گسل امتدادلغز راست‌گرد^۷ $U_1 < 0, |r| \geq 90^\circ$ می‌باشد. ممان - لرزه‌ای به صورت $M_0 = \mu ULW$ محاسبه می‌شود.

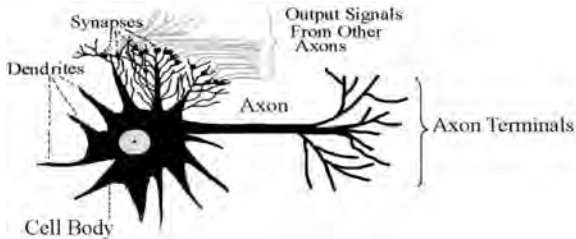
۳- مسأله معکوس

به دست آوردن اطلاعات مربوط به پارامترهای یک گسل با استفاده از مجموعه مشاهدات تغییرشکل آن، مسأله معکوس^۸ ژئوفیزیک نامیده می‌شود [۶].

- ۱ Dip angle
- ۲ Strike angle
- ۳ Rake angle
- ۴ Normal fault
- ۵ Reverse fault
- ۶ Left lateral strike slip fault
- ۷ Right lateral strike slip fault
- ۸ Inverse problem

^۹ Rank deficient

شبکه‌های عصبی زیستی مجموعه‌ای بسیار عظیم از پردازشگرهای موازی به نام نورون‌اند که به صورت هماهنگ برای حل مسائل عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها (ارتباط‌های الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‌کنند. در این شبکه‌ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول‌ها می‌توانند نبود آن را جبران کرده و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه‌ها قادر به یادگیری‌اند؛ مثلاً با اعمال سوزش به سلول‌های عصبی لامسه، سلول‌ها یاد می‌گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سامانه می‌آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سامانه‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال‌ها، وزن سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های تازه سامانه پاسخ درستی تولید کند.

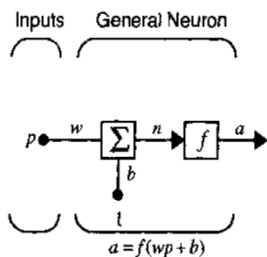


شکل ۲- نمای ساده‌شده‌ای از ساختار یک نورون بیولوژیک [۱۰]

در شکل (۲)، نمای ساده‌شده‌ای از ساختار یک نورون بیولوژیک نمایش داده شده است.

۴-۲- نورون، لایه و تشکیل یک شبکه عصبی

شکل (۳) یک نورون عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.



شکل ۳- ساختار یک نورون مصنوعی [۱۰]

در شکل (۳) ورودی با P نمایش داده شده است که پس از اعمال وزن w با بایاس b جمع گردیده و با اعمال تابع محرک f خروجی نورون را نتیجه می‌دهد که با نماد a نمایش داده شده است.

۶ Activation function

تکاملی مطرح می‌شوند که به دنبال یافتن جواب بهینه کلی هستند. این روش‌ها با استفاده از اپراتورهای مخصوص خود در فضای جستجو به نقاط جدیدی می‌رسند و از لحاظ آماری هم به سمت موقعیت‌های بهینه‌تری در فضای جستجو حرکت می‌کنند. این روش‌ها به جستجوی هوشمندانه در فضای جستجوی بزرگتر ولی متناهی با استفاده از روش‌های آماری متکی هستند. این الگوریتم‌ها نیازی به مشتق‌گیری از تابع هدف ندارند بنابراین برای متغیرهای گسسته و توابع هدف ناپیوسته قابل استفاده هستند. این الگوریتم‌ها از فرآیندهای طبیعی استفاده می‌کنند که به طور برجسته‌ای برای بهینه نمودن پدیده‌های طبیعی موفق هستند [۳].

در ادامه این مقاله به بررسی یکی از روش‌های تکاملی تحت عنوان شبکه عصبی مصنوعی برای بدست آوردن پارامترهای گسل می‌پردازیم.

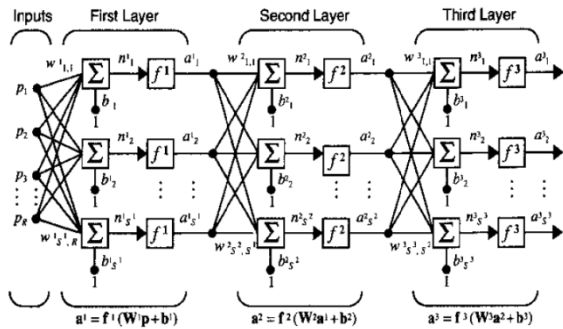
۴- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی^۱ ده‌ها سال است که جلب توجه می‌کنند و تاکنون راه‌حلی برای استفاده از هوش بشری ارائه شده است. اولین نورون مصنوعی در سال ۱۹۴۳ توسط نوروفیزیولوژیست آمریکایی، وارن مک‌کالوک و منطوق دان والتریپتز تولید شد [۸]. در دهه ۶۰ محققان به سوی شبکه‌های عصبی متمایل شدند و تنها در دهه ۸۰ دانشمندان توانایی‌های واقعی شبکه‌های عصبی را دیدند [۹].

۴-۱- شبکه عصبی زیستی

در حالت کلی، یک شبکه عصبی زیستی از مجموعه‌ای از نورون‌های^۲ به صورت فیزیکی به هم متصل یا از لحاظ عملکردی به هم وابسته تشکیل شده است. هر نورون می‌تواند به تعداد بسیار زیادی از نورون‌ها وصل باشد و تعداد کل نورون‌ها و اتصالات بین آن‌ها می‌تواند بسیار زیاد باشد. اتصالات که به آن‌ها سیناپس^۳ گفته می‌شود، معمولاً از آکسون‌ها^۴ و دندریت‌ها^۵ تشکیل شده‌اند. در نتیجه

۱ Neural network
 ۲ Neuron
 ۳ Synapse
 ۴ Axon
 ۵ Dendrite



شکل ۶- یک شبکه عصبی با سه لایه [۱۰]

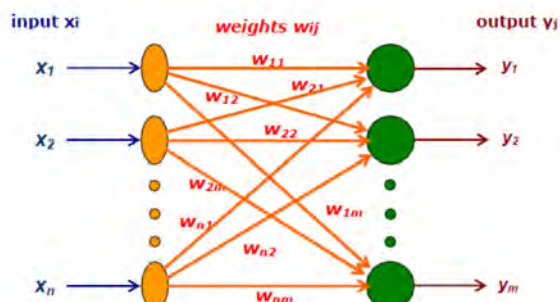
۴-۳- انواع شبکه عصبی های مصنوعی

از نظر برگشت پذیری

شبکه عصبی های مصنوعی از نظر برگشت پذیری به دو دسته شبکه های عصبی پیشخور^۲ و پسخور^۳ تقسیم می شوند که در ادامه به بررسی آنها می پردازیم.

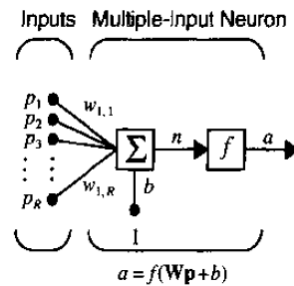
۴-۳-۱- شبکه عصبی پیشخور

شبکه های پیشخور، شبکه هایی هستند که مسیر پاسخ در آنها، همواره رو به جلو پردازش می شود و به نورون های لایه های قبل باز نمی گردد. در این نوع شبکه ها به سیگنال ها اجازه می دهند تنها از مسیر یک طرفه عبور کنند، یعنی از ورودی تا خروجی بنابراین بازخوردی و برگشتی وجود ندارد. این بدان معناست که خروجی هر لایه تأثیری بر همان لایه ندارد. در بدن انسان نیز، پیام های عصبی به صورت یک طرفه حرکت می کنند (از دندریت به بدنه سلول و سپس به آکسون) [۱۱].



شکل ۷- شبکه عصبی پیشخور [۱۱]

با افزایش ورودی ها نورون به صورت شکل (۴) نمایش داده می شود.



شکل ۴- نورون عصبی مصنوعی با چند ورودی [۱۰]

در شکل (۴) خواهیم داشت:

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{2,1}p_2 + \dots + w_{1,R}p_r \quad (2)$$

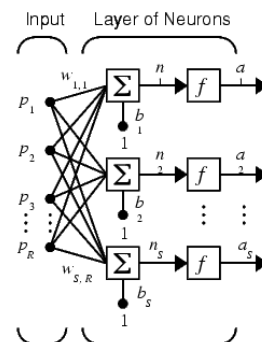
که می توان رابطه ۲ را به صورت ۳ نوشت:

$$n = w_p + b \quad (3)$$

و خروجی نورون به صورت ۴ خواهد بود:

$$a = f(w_p + b) \quad (4)$$

با استفاده از تعداد بیشتری از نورون ها یک لایه تشکیل می گردد شکل (۵) و ورودی ها به تمامی نورون ها وارد خواهند شد.



شکل ۵- تشکیل لایه در شبکه عصبی [۱۰]

ورودی ها می تواند خروجی های نورون های دیگر باشد پس با این مفهوم و به هم پیوستن چند لایه یک شبکه عصبی تشکیل می گردد:

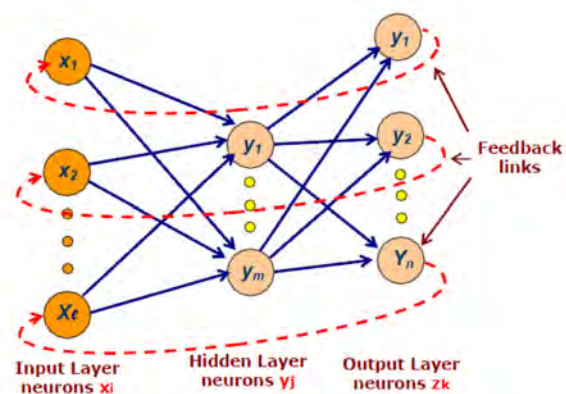
۱ Artificial neural network

۲ Feed forward

۳ Feed back

۴-۳-۲- شبکه عصبی پسخور

تفاوت شبکه‌های پسخور با شبکه‌های پیش خور در آن است که در شبکه‌های برگشتی حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نورون به همان نورون یا نورون‌های همان لایه یا نورون‌های لایه‌های قبل وجود دارد و اگر نورونی دارای برگشت باشد بدین مفهوم است که خروجی نورون در لحظه حال نه تنها به ورودی در آن لحظه بلکه به مقدار خروجی خود نورون، در لحظه‌ی گذشته نیز بستگی دارد. شبکه‌های برگشتی بهتر می‌توانند رفتار مربوط به ویژگی‌های زمانی و پویایی سیستم‌ها را نشان دهند. در این نوع شبکه‌ها که با توجه به ماهیت پویای مسئله طراحی می‌شوند بعد از مرحله یادگیری شبکه نیز، پارامترها تغییر کرده و تصحیح می‌شوند. این شبکه‌ها پویا هستند، وضعیت آن‌ها پیوسته در حال تغییر است تا اینکه آن‌ها به یک نقطه تعادل برسند. آن‌ها در این وضعیت تعادل باقی می‌مانند تا زمانی که ورودی تغییر کند و نیاز باشد تا تعادل تازه‌ای پیدا شود. شکل (۸) نمونه‌ای از یک شبکه پسخور را نشان می‌دهد [۱۲].



شکل ۸- شبکه عصبی پسخور (برگشتی) [۱۱]

۴-۴- آموزش شبکه عصبی

الگوریتم‌های یادگیری، روندهایی هستند که توسط آن‌ها وزن‌های شبکه تنظیم می‌گردد. هدف از آموزش شبکه این است که شبکه قانون کار را یاد بگیرد و پس از آموزش به ازای هر ورودی، خروجی مناسب را ارائه دهد. تاکنون الگوریتم‌های یادگیری بسیاری به وجود آمده است که می‌توان آن‌ها را به طور کلی به دو دسته وسیع یادگیری

نظارت شده^۱ یا با ناظر و یادگیری بدون ناظر^۲ تقسیم‌بندی کرد.

۴-۴-۱- یادگیری نظارت شده یا باناظر

در این نوع آموزش، به الگوریتم یادگیری مجموعه‌ای از زوج داده که به داده‌های آموزش موسوم هستند، داده می‌شود. هر داده آموزش شامل ورودی به شبکه و خروجی هدف است. پس از اعمال ورودی به شبکه، خروجی شبکه با خروجی هدف مقایسه می‌گردد و سپس خطای آموزش محاسبه شده و از آن، جهت تنظیم پارامترهای شبکه، استفاده می‌گردد به گونه‌ای که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی را دادیم، خروجی شبکه به خروجی هدف نزدیک گردد.

۴-۴-۲- یادگیری بدون ناظر

در این نوع یادگیری هیچ سیگنالی که اطلاعات را در مورد مطلوبیت جواب شبکه به خود شبکه وارد نماید، وجود ندارد. به عبارت دیگر به شبکه گفته نمی‌شود که خروجی هدف چه است یا اینکه جواب شبکه چقدر مطلوب است. در این حالت شبکه با دریافت اطلاعات ورودی، باید یک طبقه‌بندی بین الگوهای ورودی، شاخص‌های موجود در ورودی‌ها و ارتباط موجود بین الگوهای ورودی را پیدا کند و در خروجی کد کند. یک مثال بسیار متداول از این نوع یادگیری، شبکه‌های خوشه‌بندی الگوهای ورودی است، بدون اینکه بدانیم کدام الگو به کدام خوشه تعلق دارد. خوشه‌ها در نهایت از روی تشابهات و عدم تشابهات بین الگوها ایجاد می‌گردند. شبکه‌های عصبی انواع مختلفی دارند که ما از پرسپترون چند لایه^۳ استفاده نمودیم

۴-۴-۵- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یکی از متداول ترین نوع شبکه‌های عصبی هستند. پرسپترون چند لایه تعمیمی از پرسپترون یک لایه است. یک پرسپترون یک لایه، ناحیه تصمیم‌گیری نیم‌صفحه تشکیل می‌دهد و تنها قادر به حل

^۱ Supervised learning

^۲ Unsupervised learning

^۳ Multi-layer perceptron

گرایان نزولی برای خطای کمترین مربعات است. این روش بر مبنای کمینه کردن خطای تعریف شده بر اساس وزن‌ها و تابع محرک شبکه عمل می‌کند لازم است تابع محرک شبکه معلوم باشد زیرا تعدیل وزن‌ها وابسته به مشتقات جزئی خطا نسبت به وزن‌ها دارد.

اگر بخواهیم شبکه‌ای مقدار خروجی مورد انتظار y را به ازای یک دسته پارامتر ورودی x_1, x_2, \dots, x_n تولید کند باید عبارت زیر را کمینه کنیم:

$$J = (y - \hat{y}(x_1, x_2, \dots, x_n))^2 \quad (5)$$

که در آن $\hat{y}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ همان خروجی شبکه می‌باشد. در این صورت باید وزن‌های موجود در شبکه را به صورت زیر تعدیل کنیم:

$$w(k+1) = w(k) - \lambda \frac{\partial J}{\partial w} \quad (6)$$

که در این روابط λ نرخ یادگیری است. در حالی که محاسبه y به کمک مقادیر x_1, x_2, \dots, x_n از نرون‌های لایه میانی شروع می‌شود و سپس به نرون لایه خروجی می‌رود. در الگوریتم پس انتشار خطا محاسبه مشتقات جزئی از نرون لایه خروجی شروع شده و سپس مشتقات جزئی متناظر با لایه محاسبه می‌شود (جهت معکوس). به همین دلیل، این الگوریتم را پس انتشار خطا می‌نامند.

۴-۷- استفاده از شبکه عصبی به منظور تخمین پارامترهای گسل

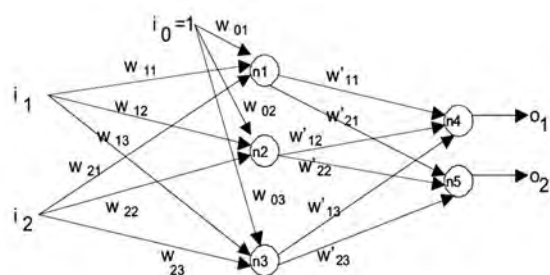
در این مقاله از شبکه عصبی به منظور تخمین پارامترهای گسل استفاده می‌شود. داده‌های ورودی در شبکه عصبی به سه زیر مجموعه تقسیم بندی می‌شوند: مجموعه آموزش: برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

مجموعه ارزیابی: هدف این مجموعه، ارزیابی توانایی شبکه آموزش دیده برای کار با مجموعه داده جدید است. مجموعه تست: برای کنترل کردن عملکرد کلی شبکه عصبی با استفاده از داده واقعی است.

شبکه عصبی زمانی به بهترین عملکردش می‌رسد که مرحله آموزش به درستی متوقف شده باشد، به عبارتی وقتی که خطای داده‌های اعتباردهی کمینه شود. ادامه

مسائل خطی هستند. بنابراین پرسپترون‌های چندلایه مطرح شدند که برای حل مسائل غیرخطی پیچیده قابل استفاده هستند و می‌توانند الگوهای ورودی مختلفی را از هم جدا کنند. در بسیاری از مسائل پیچیده که به حل معادلات بغرنج غیرخطی منجر می‌شود، یک شبکه پرسپترون چندلایه می‌تواند به سادگی با تعریف اوزان و توابع محرک مناسب مورد استفاده قرار گیرد. شبکه پرسپترون چندلایه از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود. تعداد نرون‌های ورودی مساوی تعداد متغیرهای ورودی شبکه عصبی است و تعداد نرون‌های خروجی مساوی با تعداد متغیرهای خروجی مورد انتظار است. تعداد نرون‌های لایه میانی بستگی به کاربرد شبکه عصبی دارد [۱۳].

پرسپترون‌های چندلایه از قانون آموزش نظارت شده استفاده می‌کنند و برای آموزش این شبکه‌ها اغلب از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌شود. بردارهای ورودی در مسیر جلوسو به شبکه وارد می‌شوند و لایه به لایه در داخل شبکه توزیع می‌شوند. در مقابل در مسیر معکوس وزن‌ها بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا تعدیل می‌شوند به عبارت دیگر، ابتدا پاسخ نهایی شبکه از پاسخ مورد انتظار کم می‌شوند تا سیگنال خطا به دست آید. سپس این سیگنال خطا در مسیر معکوس در شبکه توزیع می‌شوند و وزن‌ها اصلاح می‌شوند. به همین جهت این روش را پس انتشار خطا^۱ می‌نامند [۱۵].



شکل ۸- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه [۱۵]

۴-۶- آموزش پس انتشار خطا در شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه

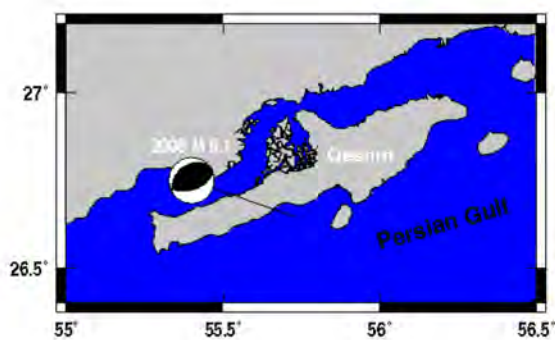
یکی از موفق ترین الگوریتم‌های آموزش شبکه، الگوریتم پس انتشار خطا است که در واقع همان روش

^۱ Backpropagation algorithm

چندین اپک انجام می‌گیرند. در هر اپک تمام نمونه‌های آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرند. زمانی که آموزش شبکه شروع می‌شود، خطای واحدهای خروجی پس از هر اپک محاسبه شده و برخی از محاسبات بر روی صفحه نمایش داده می‌شود. زمانی مرحله آموزش به اتمام می‌رسد که MSE ارزیابی به سمت یک عدد ثابتی میل کند. پس از اینکه آموزش شبکه به اتمام رسید، وزن اتصالات سیناپسی ثابت می‌شود، به عبارتی شبکه عصبی به پایداری می‌رسد و برای دریافت نمونه تست که شامل داده واقعی است، آماده است. داده‌های واقعی که از تکنیک تداخل‌سنجی راداری بدست آمده است، به شبکه اعمال می‌شود و پارامترهای گسل بدست می‌آید.

۵- منطقه مطالعاتی و تصاویر مورد استفاده

در ساعت ۱۳:۵۳:۲۲ به وقت محلی روز ششم آذر ماه ۱۳۸۴ هجری خورشیدی زمین‌لرزه‌ای با بزرگای ۵/۹ جزیره قشم و مناطق اطراف را لرزاند. این زمین‌لرزه با کشته شدن ۱۰ نفر و تخریب حدود ۲۰۰ خانه همراه بود. ۲۴ روستا در شمال و نوار جنوبی جزیره تخریب شد و حدود ۲۲ هزار نفر آسیب دیدند. در این زمین لرزه ۳ روستای گورزین، زیرانگ و تنبان ۱۰۰ درصد تخریب شدند.



شکل ۹- موقعیت زلزله قشم ۱۳۸۴ با استفاده از اطلاعات لرزه نگاری در کاتالوگ CMT

در این تحقیق از میدان جابجایی هم لرزه بدست آمده از مشاهدات تداخل سنجی راداری در راستای خط دید ماهواره استفاده می‌شود. دو تصویر بالاگذر و دو تصویر پایین‌گذر ماهواره ENVISAT که توسط آژانس فضایی فراهم شده (جدول ۱) با نرم‌افزار گاما و پارامترهای مداری آژانس فضایی اروپا پردازش شدند [۴].

یافتن آموزش شبکه پس از کمینه شدن این خطا، باعث کاهش توانایی شبکه برای ایجاد یک روش کلی می‌شود. شبیه‌ساز شبکه عصبی اشتوتگارت (SNNS) نرم-افزار رایگان تحت سیستم عامل لینوکس است که در این مقاله برای اجرای شبکه عصبی به کار گرفته شده است [۱۴]. این شبیه‌ساز در دانشگاه اشتوتگارت به منظور ایجاد محیط شبیه‌سازی انعطاف‌پذیر و مفید برای کار با شبکه‌های عصبی معرفی شد که امکان طراحی و امتحان توپولوژی برتر را فراهم می‌کند [۱۵]. این نرم افزار شامل بیش از ۲۰ مدل شبکه عصبی و مدل‌های آموزش مربوط به آن‌ها است که امکان توسعه آن‌ها با استفاده از زبان برنامه نویسی C وجود دارد [۱۶]. این نرم‌افزار به کاربر کمک می‌کند. تا معماری مناسب را برای مسئله مورد نظرش انتخاب کند و به راحتی با استفاده از داده‌های آموزش و ارزیابی و توابع آموزش موجود مناسب‌ترین شبکه را فراهم نماید. همچنین در این نرم‌افزار کاربر امکان استفاده از داده‌ها به صورت‌های مختلف از قبیل فایل متنی و تصویر را دارد. داده‌های ورودی با استفاده از محیط‌های نرم‌افزاری دیگری تولید شده و سپس وارد نرم‌افزار می‌شود [۱۷].

ارزیابی عملکرد یادگیری SNNS با استفاده از پارامترهای آماری محاسبه می‌شود. متداول‌ترین پارامتر خطای مربعی متوسط^۱ تابع یادگیری است که به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$SSE = \sum_{p \in \text{pattern}} \sum_{j \in \text{output}} (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (7)$$

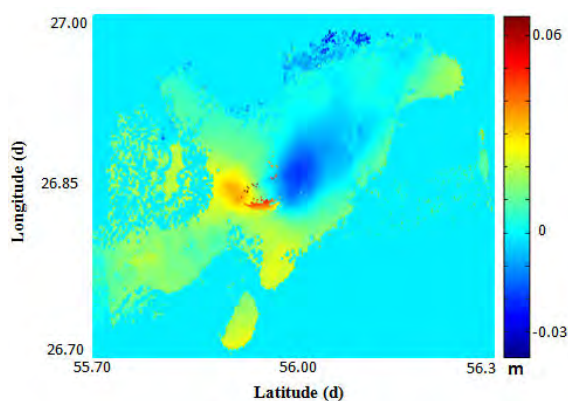
$$MSE = \frac{SSE}{n - q} \quad (8)$$

که t_{pj} خروجی مورد انتظار نورون خروجی j ام برای الگو p ام، o_{pj} خروجی شبکه برای این نورون، n تعداد مشاهدات و q تعداد مجهولات شبکه یعنی تعداد وزن‌ها می‌باشد [۱۵].

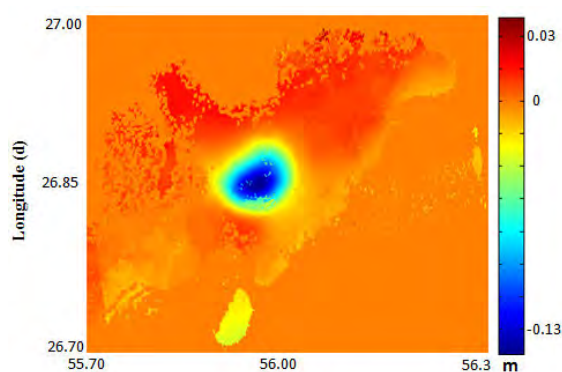
برای جلوگیری از عدم قطعیت ناشی از مقداردهی اولیه تصادفی برای وزن‌های شبکه، فرآیند آموزش چندین مرتبه تکرار می‌شود و برآورد نهایی پارامترهای بر مبنای میانگین نتایج محاسبه می‌شود [۱۸]. آموزش شبکه با استفاده از مجموعه‌های آموزش و ارزیابی و به تعداد

^۱ Mean square error

شکل (۱۱) میدان جابجایی هم‌لرزه در دو راستای شرقی- غربی ارتفاعی حاصل از بکارگیری اینترفراگرام‌های شکل (۱۰) را نشان می‌دهد.



(الف)



(ب)

شکل ۱۱- میدان جابجایی هم لرزه در راستای الف) شرقی-غربی ب) ارتفاعی

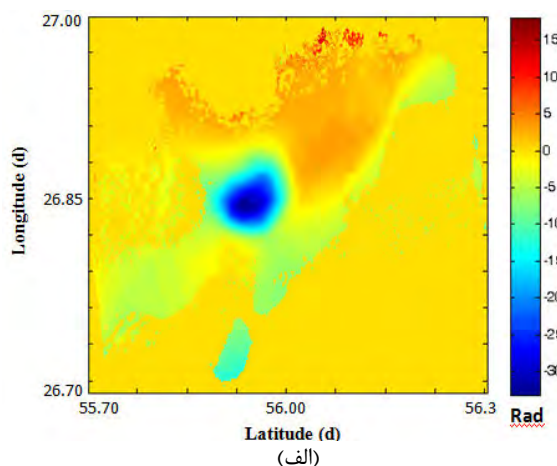
۵-۱- استفاده از شبکه عصبی برای بازیابی پارامترهای گسل

در این مقاله هدف ما استفاده از شبکه عصبی و حل معکوس با هدف بازیابی پارامترهای گسل از مجموعه مشاهدات می‌باشد. پارامترهای گسل که در این مقاله مد نظر بوده است شامل طول، عرض، زاویه شیب، زاویه آزیموت و عمق بالایی گسل می‌باشد. با توجه به مطالعه- ای که توسط نیسن و همکاران در این زمینه انجام داده- اند، مدل‌سازی گسل مسبب زلزله با استفاده از مدل- سازی امواج لرزه‌ای و مدل‌سازی داده‌های تداخل‌سنجی راداری، بر اساس مدل جابجایی الیاسیته و به روش بهینه‌سازی محلی غیرمرکب بود نشان از یک گسل شرقی-غربی معکوس را به عنوان گسل مسبب زلزله

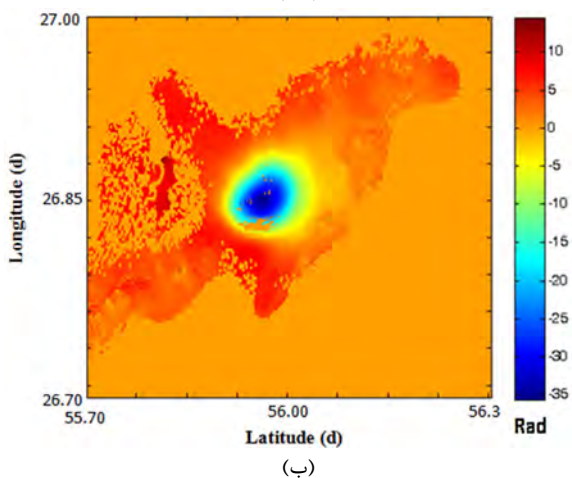
جدول ۱- مشخصات تصاویر بالاگذر و پایین‌گذر مورد استفاده در این تحقیق [۴]

تاریخ ۲	تاریخ ۱	آزیموت ماهواره (°)	زاویه برخورد (°)	
۲۰۰۵/۱۲/۲	۲۰۰۵/۰۱/۵	-۱۰	۴۱	اینترفراگرام بالاگذر
۲۰۰۵/۱۲/۲	۲۰۰۵/۱۱/۲	-۱۶۸	۲۳	اینترفراگرام پایین‌گذر

شباهت کلی اینترفراگرام‌های بالاگذر و پایین‌گذر بیانگر آن است که مولفه غالب جابجایی در منطقه، مولفه قائم می‌باشد. این موضوع در تطابق با ساختار بزرگترین زلزله‌ای که این منطقه را تحت تاثیر قرار داده می‌باشد که دارای یک ساختار معکوس است که موجب بیشترین جابجایی سطح زمین در راستای قائم بوده است. در هر صورت تفاوت اینترفراگرام‌ها در بزرگی جابجایی و محل آن در اثر تفاوت زاویه دید آنها و میدان جابجایی افقی در منطقه ایجاد شده است.



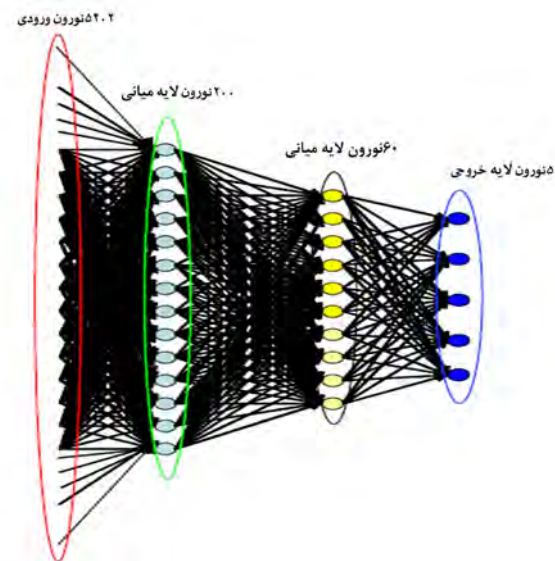
(الف)



(ب)

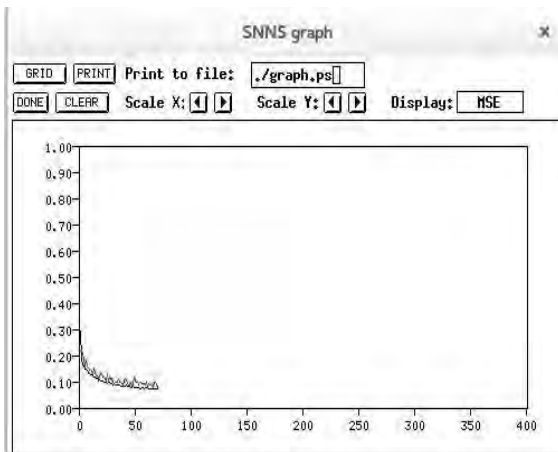
شکل ۱۰- اینترفراگرام‌های بازیابی شده حاصل از تصاویر: الف) بالاگذر، ب) پایین‌گذر

شکل (۱۱) شبکه عصبی استفاده شده توسط نرم‌افزار مذکور را نشان می‌دهد.



شکل ۱۱- شبکه عصبی استفاده شده برای استخراج ۵ پارامتر گسل

با استفاده از نمونه‌های آموزش و ارزیابی شبکه عصبی در ۷۰ اپک آموزش داده شده و با رسیدن خطای ارزیابی به مقدار ثابتی، آموزش شبکه به پایان می‌رسد. شکل ۱۲ نتایج بدست آمده را نشان می‌دهد.



شکل ۱۲- منحنی منحنی مرحله آموزش و منحنی قرمز مرحله ارزیابی را نشان می‌دهد.

برخی از نتایج حاصل از نرم افزار SNNS در جدول (۳) ارائه شده است.

معرفی نمود [۱۸]. به همین منظور مساله را برای گسل معکوس بررسی می‌کنیم. به منظور دستیابی به مجموعه-های آموزش و ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده، بکارگیری داده شبیه‌سازی شده الزامی است. نمونه‌های مورد استفاده برای آموزش و ارزیابی، با تغییر پارامترها در محدوده مجاز تهیه شده اند. در جدول (۲) بازه تغییر پارامترها و نرخ تغییر آنها ارائه شده است.

جدول ۲- بازه و نرخ تغییرات پارامترهای گسل قشم برای تولید داده های آموزش و ارزیابی

پارامتر گسل	محدوده پارامترها
طول (کیلومتر)	۱-۳۱ (۱۵)
عرض (کیلومتر)	۵-۱۰ (۵)
زاویه شیب (درجه)	۳۰-۵۰ (۱۰)
زاویه آزیموت (درجه)	۳۰۰-۳۶۰ (۳۰)
عمق بالا (کیلومتر)	۵-۱۰ (۵)
لغزش (متر)	۰,۵-۲,۵ (۱)

یک شبکه فرضی با ابعاد صد کیلومتری به صورت:

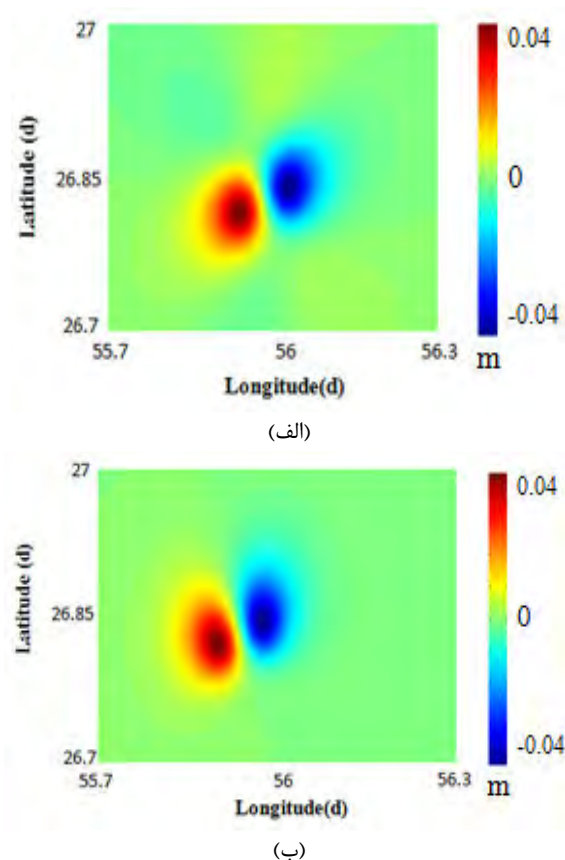
$$(x, y) \in [-50, 50] \times [-50, 50] \quad (9)$$

با فواصل نقاط ۲ کیلومتری برای شبیه‌سازی داده انتخاب گردید. بازه‌های فوق بر اساس مطالعات انجام شده و اطلاعات مربوط به گسل‌ها انجام شده است.

با مشخص بودن پارامترهای گسل و با استفاده از مدل اکادا ۱۹۸۵ جایجایی مربوط به هر نمونه در راستای شرقی-غربی و قائم محاسبه شده و به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی به کار می‌رود بنابراین شبکه عصبی دارای ۵۲۰۲ نورون ورودی و ۵ نورون خروجی است بنابراین ۳۲۴ نمونه تهیه شد که ۲۰۰ نمونه برای آموزش شبکه عصبی و ۱۲۴ نمونه باقیمانده برای ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده، استفاده شد. پارامترهای آماری MSE برای بررسی نحوه عملکرد شبکه محاسبه می‌شود و ارزیابی زمانی به نحو مطلوب پایان می‌پذیرد که مقادیر MSE به یک مقدار ثابتی میل کنند.

با استفاده از نرم‌افزار SNNS، بهترین معماری برای شبکه عصبی مورد استفاده در حل این مساله انتخاب گردید که یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا و دو لایه میانی است که لایه‌ها به ترتیب از ۲۰۰ و ۶۰ نورون تشکیل شده است.

میدان جابجایی برای پارامترهای بدست آمده از شبکه عصبی محاسبه گردید. نتایج به دست آمده را در شکل (۱۳) می‌توان مشاهده نمود.



شکل ۱۳- میدان جابجایی هم لرزه مدل‌سازی شده در راستای الف (شرقی-غربی ب) ارتفاعی

۵-۲- تحلیل نتایج حاصل

نتایج بیانگر آن است که مشاهدات تداخل‌سنجی راداری با یک گسل معکوس به عمق ۶٫۱ کیلومتر و طول ۷٫۴ کیلومتر و عرض ۴٫۶ کیلومتر، با شیب ۴۲ و آزیموت ۲۵۱ منطبق است. این گسل دارای لغزش ۸۸ سانتی متر بوده است. بزرگترین مؤلفه در سطح زمین مؤلفه ارتفاعی می‌باشد که دارای مقادیر ۴ سانتی‌متر بالاآمدگی و فرونشست می‌باشد. همچنین ماکزیمم جابجایی سطحی زمین ناشی از این گسلش در راستای غربی-شرقی ۴ سانتی‌متر می‌باشد. مقادیر اختلاف بین میدان جابجایی هم‌لرزه بدست آمده از داده‌های تداخل‌سنجی راداری و میدان جابجایی بدست آمده از مدل اکادا که دارای پارامترهای حاصل از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد در دو

جدول ۳- نتایج عددی مرحله آموزش و ارزیابی برای برخی از اپک‌ها

شماره اپک نمونه	SSE	MSE	SSE/O-UNITS
Train 70	۵۸,۵۵۳۶۷	۰,۲۹۲۷۷	۱۱,۷۱۰۷۳
Test 70	۲۶,۶۶۴۱۷	۰,۲۱۵۰۳	۵,۳۳۲۸۳
Train 63	۲۶,۶۰۹۴۲	۰,۱۳۳۰۵	۵,۳۳۱۸۸
Test 63	۱۸,۹۵۲۶۵	۰,۱۵۲۸۴	۳,۷۹۰۵۳
Train 56	۲۲,۵۴۸۸۹	۰,۱۱۲۷۴	۴,۵۰۱۷۸
Test 56	۱۵,۴۰۸۳۸	۰,۱۲۴۲۶	۳,۰۸۱۶۸
Train 49	۱۹,۷۲۴۵۵	۰,۰۹۸۶۲	۳,۹۴۴۹۱
Test 49	۱۵,۴۱۷۱۰	۰,۱۲۴۳۳	۳,۰۸۳۴۲
Train 42	۱۸,۵۶۳۳۰	۰,۰۹۲۸۲	۳,۷۱۲۶۶
Test 42	۱۴,۰۱۰۸۵	۰,۱۱۲۹۹	۲,۸۰۲۱۷
Train 35	۱۷,۲۴۱۴۰	۰,۰۸۶۲۱	۳,۴۴۸۲۸
Test 35	۱۱,۹۴۳۶۴	۰,۰۹۶۳۲	۳,۳۸۸۷۳
Train 28	۱۶,۰۸۱۹۴	۰,۰۸۰۴۱	۳,۲۱۶۳۹
Test 28	۱۱,۴۵۲۵۹	۰,۰۹۲۳۶	۲,۲۹۰۵۲
Train 21	۱۵,۸۰۲۶۸	۰,۰۷۹۰۱	۳,۱۶۰۵۴
Test 21	۱۲,۸۶۲۶۶	۰,۱۰۳۷۳	۲,۵۷۲۵۳
Train 14	۱۵,۳۶۸۴۱	۰,۰۷۶۸۴	۳,۰۷۳۶۸
Test 14	۱۱,۴۸۲۵۵	۰,۰۹۲۶۰	۲,۲۹۶۵۱
Train 7	۱۴,۷۰۳۲۹	۰,۰۷۳۵۲	۲,۹۴۰۶۶
Test 7	۱۰,۵۷۸۶۰	۰,۰۸۵۳۱	۲,۱۱۵۷۲
Train 1	۱۴,۴۱۹۴۵	۰,۰۷۲۱۰	۲,۸۸۳۸۹
Test 1	۹,۸۱۱۷۳	۰,۰۷۹۱۳	۱,۹۶۲۳۵

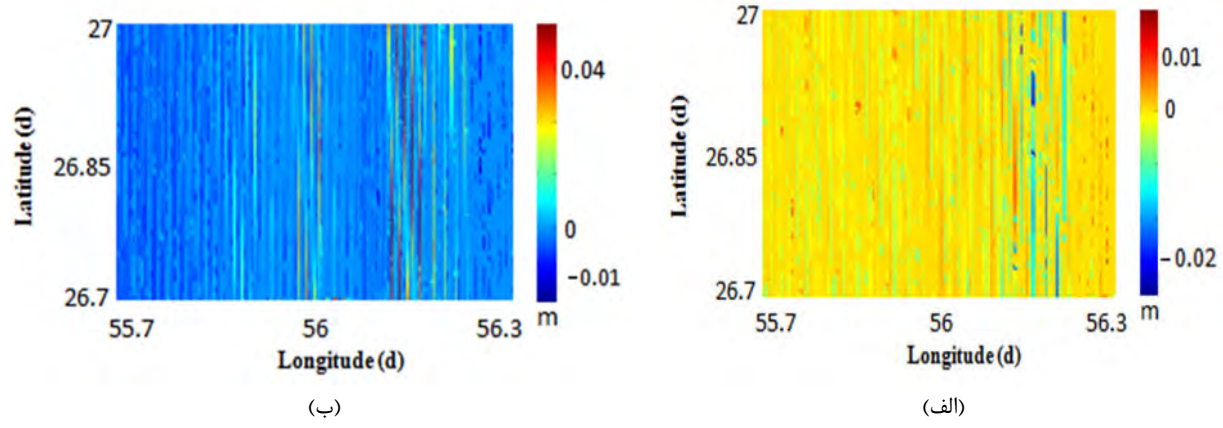
پس از آموزش شبکه می‌توان میدان جابجایی ناشی از هر گسل معکوسی را وارد شبکه نموده و پارامترهای آن را استخراج نمود. فایل مربوط به داده تست شامل داده‌های واقعی مربوط به جابجایی‌های ناشی از زمین‌لرزه قشم هستند که از روش تداخل‌سنجی راداری بدست آمده است. نتایج بدست آمده پس از اعمال این نمونه به شبکه عصبی آموزش دیده، مطابق جدول (۴) بدست آمد.

جدول ۴- پارامترهای حاصل از شبکه عصبی برای داده های واقعی گسل قشم

پارامترهای برآورد شده	
طول (کیلومتر)	۷٫۴
عرض (کیلومتر)	۴٫۶
زاویه شیب (درجه)	۴۲
زاویه آزیموت (درجه)	۲۵۱
لغزش گسل (متر)	۰٫۸۸
عمق گسل (کیلومتر)	۶٫۱

بر روی این منطقه مطالعاتی به منظور تخمین پارامترهای گسل مطالعات دیگری انجام شده است که در جدول (۵) فهرستی از آنها ارائه شده است.

راستای غربی-شرقی و ارتفاعی را در شکل (۱۴) می‌توان مشاهده نمود.



شکل ۱۴- مقادیر اختلاف میدان جابجایی هم‌رزه بدست آمده از داده‌های تداخل سنجی راداری و میدان جابجایی بدست آمده از مدل اکادا که دارای پارامترهای حاصل از شبکه عصبی مصنوعی الف) راستای غربی-شرقی ب) راستای ارتفاعی

جدول ۵- مقایسه مطالعات انجام شده بر روی این منطقه مطالعاتی

پارامتر گسل / پژوهشگر	طول (کیلومتر)	عرض (کیلومتر)	زاویه شیب (درجه)	آزیموت (درجه)	عمق بالا (کیلومتر)	لغزش (متر)	داده مورد استفاده	روش مورد استفاده
Nissen et al	۸,۴	-	۴۹	۲۶۷	۸,۱	۰,۸۸	SAR	بهینه‌سازی محلی غیر مرکب
آمیغ بی	۷,۲	۵,۱	۴۲	۲۴۸	۶,۱	۰,۹۶	SAR	الگوریتم ژنتیک
آمیغ بی	۷,۵	۴,۹	۳۴	۲۵۱	۵,۶	۰,۸۸	SAR	الگوریتم شبه‌گذاختگی
CMT[20]	-	-	۳۹	۲۵۷	۱۲	-	-	کاتالوگ تنسور ممان مرکزی جهانی
نتایج این تحقیق	۷,۴	۴,۶	۴۲	۲۵۱	۶,۱	۰,۸۸	SAR	الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی

به عنوان نیم‌فضای همگون الاستیک از یک سو، محدودیت دقت مشاهدات تداخل‌سنجی راداری از سوی دیگر نتایج مدل‌سازی را تحت تاثیر قرار می‌دهد. می‌توان تصحیحات ناشی از بخار آب را به مشاهدات تداخل‌سنجی راداری اعمال کرد تا دقت مشاهدات افزایش پیدا کند.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

نتایج بیانگر آن است که روش شبکه عصبی مصنوعی یک روش قابل اعتماد در محاسبه پارامترهای گسل مسبب زلزله می‌باشد. بی‌شک اختلاف نتایج در این روش را می‌توان در مدل تحلیلی اکادا و در نظر گرفتن پوسته زمین

- [1] Okada, Y., (1985). Surface deformation due to shear and tensile faults in a half space, Bull. Seism. Soc. Am, vol. 75, n.4, pp. 1135-1.
- [۲] واجدیان، س.، (۱۳۸۶)، پایش دگرشکلی پوسته با استفاده از تکنیک تداخل سنجی رادار با دریچه مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران.
- [۳] طباطبایی، ه.، (۱۳۹۱)، مقایسه روشهای کلاسیک و تکاملی در حل بهینه مسأله معکوس ژئوفیزیک، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
- [۴] آمیغ پی، م.، (۱۳۹۲)، مدل سازی پدیده های لرزه زمین ساخت با استفاده از مشاهدات راداری بر پایه روش های حل معکوس، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
- [5] Menke, W., (1989). Geophysical Data Analysis: Discrete inverse theory, Academic Press, San Diego, California.
- [6] Zhdanov, M. S., (2002). Geophysical Inverse Theory and Regularization Problems, 1st Edition. ISBN-9780444510891, 2002.
- [7] Boschetti, F., Dentith, M. C., List, R. D., (1996). Inversion of seismic refraction data using genetic algorithms, GEOPHYSICS, VOL. 61, NO. 6, P. 1715–1727.
- [8] McCulloch, W.S., Pitts, (1943), W., A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of mathematical Biophysics 5:115 -133.
- [9] Chua L.O., Yang, L., (1988), Cellular Neural Networks: Applications, IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS, VOL. 35, NO. 10.
- [10] Hagan M. T., Dcmuth H.B., Beale M. , (2004), Neural Network Design, China Machine Press.
- [11] Chakraborty, R., (2010). Fundamental of Neural Networks.
- [۱۲] مهناج، م.، (۱۳۸۱)، مبانی شبکه های عصبی، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [13] Zilouchian, A., (2002). Fundamentals of Neural Networks.
- [14] <http://www.ra.cs.uni-tuebingen.de/SNNS/>
- [15] Stramondo, S., (2007). Seismic Source Quantitative Parameters Retrieval From InSAR Data And Neural Networks, Ph.D thesis, Tor Vergata University.
- [16] Stockt, S. V. D., (2007). A Generic Neural Network Framework Using Design Patterns.
- [17] Buttarazzi, B., Del Frate, F., Solimini, C., (2005). A User-Friendly Automatic Tool For Image Classification Based On Neural Networks.
- [18] Del Frate, F., Rossi, F., Schiavon, G., Stramondo, S., (2003). Neural Networks To Retrieve Seismic Source Parameters By SAR Interferometry.
- [19] Nissen, E., Ghorashi, M., Jackson, J., Parson, B., Talebian, M., (2007). The 2005 Qeshm Island earthquake (Iran)—a link between buried reverse faulting and surface folding in the Zagros Simply Folded Belt, accepted in Geophysical Journal International, 2007.
- [20] <http://www.seismology.harvard.edu/project/CMT,2013>.